

REDES BAYESIANAS Y RIESGO OPERACIONAL

FÉLIX DOLDÁN TIÉ
Universidad de A Coruña

Recibido: 23 de julio de 2007

Aceptado: 8 de noviembre de 2007

Resumen: Descripción elemental del mecanismo de cálculo de una red bayesiana, destacando la importancia de esta herramienta en la estimación del riesgo operacional en banca, dentro del marco de las nuevas normas emanadas de los Acuerdos de Basilea para la gestión de riesgos. El trabajo incluye dos recopilaciones de "software" sobre redes bayesianas, tanto gratuito como comercial, con sus principales características, obtenidas de internet, como una ayuda para iniciar un trabajo en profundidad sobre el tema.

Palabras clave: Redes bayesianas / Riesgo operacional / Acuerdos de Basilea.

BAYESIAN NETWORKS AND OPERATIONAL RISK

Abstract: Elemental description of the evaluation process of a bayesian network, highlighting the importance of this tool in relation with the estimation of the operational risk in banking. A new application of the Bayesian networks as consequence of the norms derived from Basel Accords, regulating risk management.

The paper includes a pair of software reference sets, free and commercial, about Bayesian networks, with its main characteristics, obtained from internet. Is a help to initiate a more profound work about the matter

Keywords: Bayesian networks / Operational risk / Basel accords .

Al ser invitado a participar en una recopilación de trabajos en honor y memoria del Prof. Dr. D. Andrés Santiago Suárez Suárez no me pareció oportuno, como suele ocurrir, elegir uno de los últimos trabajos desarrollados, quizás por no ver en ellos una relación directa con los aspectos emotivos que han caracterizado mi relación con el Maestro. Por eso he seleccionado este tema, menos preocupado por su profundidad que por el simbolismo que para mi tiene, manteniendo vivo el recuerdo de tan gran amigo.

En el otoño del año 1970, recién incorporado como profesor contratado para desempeñar la disciplina de Economía de la Empresa en la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Santiago, invitamos al Prof. Suárez a realizar un seminario sobre la toma de decisiones, seminario en el que la aplicación del análisis bayesiano ocupó un papel central. Aún conservo el borrador de lo que fue, de manera subsiguiente e inmediata, una de sus publicaciones más señaladas. Tantos años después, el fundamento de sus aportaciones se manifiesta vigente con el desarrollo de redes bayesianas aplicables en otros contextos financieros. Eso constata la importancia y permanencia de su trabajo a la vez que nos mantiene vivo su recuerdo.

A Andrés, maestro y amigo: hasta... siempre.

1. ANTECEDENTES

Un ministro presbiteriano inglés, a la vez que matemático, el reverendo Thomas Bayes (1702-1761), consideró la cuestión de cómo hacer inferencias inductivas de una población a partir de datos muestrales observados. Si antes el interés se centraba en deducir consecuencias de hipótesis especificadas, a Bayes le preocupó el problema inverso: establecer afirmaciones a partir de observaciones de consecuencias de esas hipótesis. El teorema que lleva su nombre permite calcular las probabilidades de las “causas” tomando como base los “efectos” observados.

A partir de la Segunda Guerra Mundial, y como consecuencia del notable desarrollo de un variado conjunto de técnicas y métodos agrupados bajo la denominación de investigación operativa, se impulsó un amplio cuerpo de conocimiento conocido como *teoría de la decisión bayesiana*, cuyo objetivo es la resolución de problemas que implican la toma de decisiones en un ambiente de incertidumbre. El teorema de Bayes es la herramienta esencial o núcleo de solución de esos problemas y se ejemplifica muy simplemente con el consabido ejemplo de varias urnas que contienen bolas de diferentes colores en proporciones diferentes. Las probabilidades *a priori* de obtener una bola de un determinado color de cada urna son fácilmente establecidas aplicando los axiomas básicos de la teoría de la probabilidad. El problema de Bayes se centra, en cambio, en determinar la probabilidad de que una bola extraída al azar y que ha resultado de un cierto color corresponda a una determinada urna. Es lo que se denomina una “probabilidad *a posteriori*”, después de efectuar una o más observaciones.

En general, asumamos un conjunto completo de eventos mutuamente exclusivos E_i $\{i = 1, 2, \dots, n\}$. La realización de uno de los acontecimientos E_i es condición necesaria para la ocurrencia de otro evento S , que es observado. Suponiendo que las probabilidades $P(E_i)$ y las condicionales $P(S/E_i)$ son conocidas, la probabilidad *a posteriori* del evento E_i , dado que S ha ocurrido, es dado por el teorema de Bayes.

$$P(E_i / S) = \frac{P(E_i)P(S / E_i)}{\sum_{i=1}^n P(E_i)P(S / E_i)}$$

Para probar este teorema recordemos que la probabilidad conjunta $P(E_i \cap S)$ puede expresarse de dos maneras:

$$\begin{aligned} P(E_i \cap S) &= P(E_i)P(S / E_i) \\ P(E_i \cap S) &= P(S)P(E_i / S) \end{aligned}$$

donde $P(E_i)P(S/E_i) = P(S)P(E_i/S)$, y dividiendo ambos lados por $P(S)$ (siendo este valor distinto de cero): $P(E_i/S) = \frac{P(E_i)P(S/E_i)}{P(S)}$.

Ya que los eventos E_i son mutuamente excluyentes y teniendo en cuenta que para que ocurra S uno de los E_i debe suceder:

$$P(S) = P(E_1)P(S/E_1) + P(E_2)P(S/E_2) + \dots + P(E_n)P(S/E_n)$$

Sustituyendo $P(S)$ por su valor, en la fórmula anterior:

$$P(E_i/S) = \frac{P(E_i)P(S/E_i)}{\sum_{i=1}^n P(E_i)P(S/E_i)} \text{ c.q.d.}$$

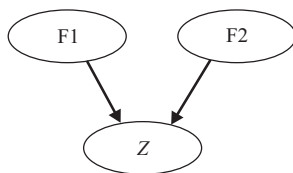
2. LAS REDES BAYESIANAS

Una red bayesiana puede definirse como un grafo orientado y sin ciclos en el que los nudos representan variables aleatorias y los arcos que los encadenan expresan las relaciones entre dichas variables. En la red o grafo, cada variable aleatoria recibe la asignación de su probabilidad de comportamiento, así como las probabilidades condicionales correspondientes.

Aunque en general puede decirse que cada problema tiene su modelo, eso solamente es estrictamente cierto en casos muy simples o elementales. Realmente pueden producirse diversos modelos para un mismo problema, dependiendo de la concepción o visión que de él tenga el diseñador, esto es, cómo lo capta y, en consecuencia, cómo lo formula.

Un ejemplo muy simple puede ayudarnos a describir el funcionamiento de una red bayesiana. Consideremos simplemente una variable aleatoria Z dependiente de otras dos (factores $F1$ y $F2$). El grafo expresivo de esta relación será, obviamente, el siguiente (figura 1).

Figura 1



Por otra parte, la red bayesiana es ante todo una herramienta informática a la que habrán de ser asignadas las probabilidades marginales y condicionales de comportamientos de las variables. Así, puede manejar cálculos como:

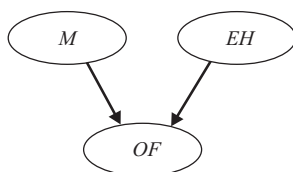
$$P(F1/Z) = \frac{P(F1)P(Z/F1)}{\sum_{i=1}^2 P(Fi)P(Z/Fi)} \text{ o } P(F2/Z) = \frac{P(F2)P(Z/F2)}{\sum_{i=1}^2 P(Fi)P(Z/Fi)}$$

con los que, en función de una observación relativa a Z , es posible estimar la probabilidad *a posteriori* de la proporción en que el efecto Z es causado por los factores $F1$ o $F2$.

Lo más destacado de la herramienta es su potencia de análisis o de cálculo en un modelo complejo, ya que no sólo permite un proceso hacia atrás (*backward*) sino también hacia adelante (*forward*).

Refiriendo el sencillo modelo anterior a un ejemplo algo más concreto, identifiquemos $F1$ como el entorno de mercado cuya evolución simplificamos a dos estados: alza o baja, y $F2$ como el *staff* o equipo humano susceptible de procesar operaciones financieras (variable Z) de forma correcta o insatisfactoria. El grafo sería ahora el que se presenta en la figura 2.

Figura 2



M: Contorno de mercado (va al alza o a la baja); EH: Equipo humano (funcionamiento satisfactorio o insatisfactorio); OF: Operaciones financieras (ganancia o pérdida).

Obviamente, el resultado de las operaciones financieras realizadas depende del funcionamiento del *staff*, así como de la evolución del mercado.

DISTRIBUCIONES DE PROBABILIDAD			
Mercado (M)		Equipo humano (EH)	
Alza (A)	0,6	Funcionamiento correcto (Fc)	0,8
Baja (B)	0,4	Funcionamiento insatisfactorio (Fi)	0,2
-----		-----	
1		1	

DISTRIBUCIONES CONDICIONALES					
	A	A	B	B	MERCADO
Operaciones financieras (OF)	Fc	Fi	Fc	Fi	EH
Beneficio	0,95	0,4	0,7	0,25	
Pérdida	0,95	0,6	0,3	0,75	

La red, usando la regla de Bayes, calcula (proceso *forward*) las probabilidades de beneficio o de pérdida: 0,748 y 0,252, respectivamente (tabla 1).

Tabla 1

<i>M</i>	<i>P (M)</i>	<i>EH</i>	<i>P (EH)</i>	<i>P (M, EH)</i>	<i>P (Bfo. / M,EH)</i>	<i>P (Bfo.)</i>
<i>A</i>	0,6	<i>Fc</i>	0,8	0,48	0,95	0,456
<i>A</i>	0,6	<i>Fi</i>	0,2	0,12	0,4	0,048
<i>B</i>	0,4	<i>Fc</i>	0,8	0,32	0,7	0,224
<i>B</i>	0,4	<i>Fi</i>	0,2	0,08	0,25	0,03
						----- 0,748

<i>M</i>	<i>P (M)</i>	<i>EH</i>	<i>P (EH)</i>	<i>P (M, EH)</i>	<i>P (Pérdida / M,EH)</i>	<i>P (Pérdida)</i>
<i>A</i>	0,6	<i>Fc</i>	0,8	0,48	0,05	0,024
<i>A</i>	0,6	<i>Fi</i>	0,2	0,12	0,6	0,072
<i>B</i>	0,4	<i>Fc</i>	0,8	0,32	0,3	0,096
<i>B</i>	0,4	<i>Fi</i>	0,2	0,08	0,75	0,06
						----- 0,252

Un proceso hacia atrás (*backward*) sería el de determinar, por ejemplo, sabiendo que la operación financiera ha sido realizada con pérdida, en qué medida es imputable al equipo humano o, simplemente, es debida al azar del mercado. Para ello, la red bayesiana, conociendo el estado de *OF* como igual a pérdida, determina, aplicando la regla de Bayes, las probabilidades de funcionamiento incorrecto o insatisfactorio del *staff* (tabla 2).

Tabla 2

<i>M</i>	<i>P (M)</i>	<i>EH</i>	<i>P (EH)</i>	<i>P (M, EH)</i>	<i>P (Pérdida / M,EH)</i>	<i>P (Pérdida)</i>
<i>A</i>	0,6	<i>Fc</i>	0,8	0,48	0,05	0,024
<i>A</i>	0,6	<i>Fi</i>	0,2	0,12	0,6	0,072
<i>B</i>	0,4	<i>Fc</i>	0,8	0,32	0,3	0,096
<i>B</i>	0,4	<i>Fi</i>	0,2	0,08	0,75	0,06
						----- 0,252

$$P(Fi / Pérdida) = \frac{P(M, Fi) \cdot P(Pérdida / M, Fi)}{\sum P(M, EH) \cdot P(Pérdida / M, EH)} = \frac{0,072 + 0,06}{0,252} = 0,5238$$

Esta sería la probabilidad revisada o *a posteriori*. *A priori* fue estimada en 0,20.

Igualmente, la probabilidad de funcionamiento correcto, en caso de pérdida, ha disminuido. *A priori* era 0,80 y *a posteriori*:

$$P(Fc / Pérdida) = \frac{P(M, Fc) \cdot P(Pérdida / M, Fc)}{\sum P(M, EH) \cdot P(Pérdida / M, EH)} = \frac{0,024 + 0,096}{0,252} = 0,4762$$

Como útiles informáticos, las redes bayesianas aparecen en la década de los años noventa, dando lugar a numerosas publicaciones sobre sus características o fundamentos y sus aplicaciones. Estas últimas aparecen explícitamente en gestión y en la toma de decisiones en general y de forma específica en el análisis de fiabilidad, en el análisis de riesgos y también en el desarrollo de sistemas expertos. Como referencias más destacadas podemos mencionar las de Henrion, Morgan, Nair y Wiecha (1986, pp. 319-330); Geoffrion (1987, pp. 547-588); Pearl (1988); Morgan y Henrion (1990); Neapolitan (1990); Heckerman, Mamdani y Wellman (1995, pp. 25-26); Jensen (1996); Alenxander (2000, pp. 166-186); Alexander [ed.] (2003).

Además de la gran cantidad de publicaciones de las que la muestra anterior es una representación muy reducida, aunque significativa, durante el mismo período se produce una gran aportación de *software*, tanto de origen académico como comercial, dada la creciente utilización en el sector bancario para el tratamiento de determinados riesgos operacionales. A través de internet, como es usual, puede obtenerse todo tipo de información sobre estas herramientas, tanto de las comerciales como las que se ofrecen gratuitamente. La siguiente relación ha sido adaptada de <http://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Bayes/bnsoft.html> y es un buen reflejo de la gran diversidad de herramientas, así como de la potencia de cálculo y análisis de algunas de ellas (en caso de disponer de conexión a internet al leer este documento es posible activar el vínculo del nombre de cada programa con su correspondiente sitio en la web):

SOFTWARE PACKAGES FOR GRAPHICAL MODELS / BAYESIAN NETWORKS

Written by Kevin Murphy.

Last updated 31 October 2005.

Significado de las cabeceras:

- Src = N: no incluye código fuente. En otro caso indica el lenguaje.
- API = “application program interface” incluida? (N significa que el programa no puede ser integrado en código propio. Sólo puede ser ejecutado como módulo aislado).
- Exec = Ejecutable bajo W = Windows (95/98/NT), U = Unix, M = Mac, o - = cualquier máquina con un compilador.
- Cts = Nudos continuos (latentes) soportados: G = (condicionalmente) nudos gaussianos soportados analíticamente, Cs = nudos continuos soportados por muestreo, Cd = nudos continuos soportados por discretización, Cx = nudos continuos soportados por algún método no especificado, D = solamente nudos discretos soportados.
- GUI = ¿Incluida Interfaz Gráfica de Usuario?
- ¿Parámetros con aprendizaje?













- ¿Estructura de aprendizaje? CI = significa que usa tests condicionales de independencia.
- Utility = ¿Nudos de decision y utilidades soportados? (por ej., diagramas de influencia)
- Free? 0 = gratis (aunque posiblemente sólo para uso académico). \$ = software comercial (aunque la mayoría tiene versiones gratuitas que están restringidas o reducidas de varios modos; por ej., el tamaño del modelo es limitado, los modelos que no pueden ser guardados (“saved”), o no hay API).
- Undir? ¿Qué clase de grafos son soportados? U = solamente grafos no orientados, D = sólo grafos orientados, UD = ambos orientados y no orientados, G = grafos de cadena (mezclados orientados/no orientados).
- Inference = ¿Qué algoritmo de inferencia es usado? jtree = junction tree, varelim = variable (bucket) elimination, MH = Metropolis Hastings, G = Gibbs sampling, IS = importance sampling, sampling = algún otro método de MonteCarlo, poly-tree = Algoritmo de PEARL restringido a un grafo sin ciclos, none = no se soporta la inferencia (el programa es diseñado solamente para estructura de aprendizaje de datos completamente observados).

Name	Authors	Src	API	Exec	Cts	GUI	Params	Struct	Utility	Free	Undir	Inference	Comments
AgenaRisk	Agena	N	Y	W,U	Cx	Y	Y	N	N	\$	D	JTree	Simulation by Dynamic discretisation.
Analytica	Lumina	N	Y	W,M	G	Y	N	N	Y	\$	D	sampling	Spread sheet compatible.
Banjo	Hartemink	Java	Y	W,U,M	Cd	N	N	Y	N	0	D	none	Structure learning of static or dynamic networks of discrete variables.
Bassist	U. Helsinki	C++	Y	U	G	N	Y	N	N	0	D	MH	Generates C++ for MCMC.
Bayda	U. Helsinki	Java	Y	WUM	G	Y	Y	N	N	0	D	?	Bayesian naive Bayes classifier.
BayesBuilder	Nijman (U. Nijmegen)	N	N	W	D	Y	N	N	N	0	D	?	-
BayesiaLab	Bayesia Ltd	N	N	-	Cd	Y	Y	Y	N	\$	CG	jtree,G	Structural learning, adaptive questionnaires, dynamic models.
Bayesware Discoverer	Bayesware	N	N	WUM	Cd	Y	Y	Y	N	\$	D	?	Uses bound and collapse for learning with missing data.
B-course	U. Helsinki	N	N	WUM	Cd	Y	Y	Y	N	0	D	?	Runs on their server: view results using a web browser.
Belief net power constructor	Cheng (U.Alberta)	N	W	W	D	Y	Y	CI	N	0	D	?	-

BNT	Murphy (U.C.Berkeley)	Matlab/C	Y	WUM	G	N	Y	Y	Y	0	D,U	Many	Also handles dynamic models, like HMMs and Kalman filters.
BNJ	Hsu (Kansas)	Java	-	-	D	Y	N	Y	N	0	D	jtree, IS	-
BucketElim	Rish (U.C.Irvine)	C++	Y	WU	D	N	N	N	N	0	D	Varelim	-
BUGS	MRC/Imperial College	N	N	WU	Cs	W	Y	N	N	0	D	Gibbs	-
Business Navigator 5	Data Digest Corp	N	N	W	Cd	Y	Y	Y	N	\$	D	Jtree	-
CABeN	Cousins <i>et al.</i> (Wash. U.)	C	Y	WU	D	N	N	N	N	0	D	5 Sampling methods	-
Causal discoverer	Vanderbilt	N	N	W	-	-	N	Y	N	0	D	-	Structure learning only.
CoCo+Xlisp	Badsberg (U. Aalborg)	C/lisp	Y	U	D	Y	Y	CI	N	0	U	Jtree	Designed for contingency tables.
CISpace	Poole <i>et al.</i> (UBC)	Java	N	WU	D	Y	N	N	N	0	D	Varelim	-
DBNbox	Roberts <i>et al.</i>	Matlab	-	-	Y	N	Y	N	N	Y	D	Various	DBNs
Deal	Botcher <i>et al.</i>	R	-	-	G	Y	Y	Y	N	0	D	None	Structure learning.
DeriveIt	DeriveIt LLC	N	-	-	?	?	Y	Y	?	\$	D	Jtree	Exploits local structure in CPDs.
Ergo	Noetic systems	N	Y	W,M	D	Y	N	N	N	\$	D	jtree	-
GDAGsim	Wilkinson (U. Newcastle)	C	Y	WUM	G	N	N	N	N	0	D	Exact	Bayesian analysis of large linear Gaussian directed models.
Genie	U. Pittsburgh	N	WU	WU	D	W	N	N	Y	0	D	Jtree	-
GMRFSim	Rue (U. Trondheim)	C	Y	WUM	G	N	N	N	N	0	U	MCMC	Bayesian analysis of large linear Gaussian undirected models.
GMTk	Bilmes (UW), Zweig (IBM)	N	Y	U	D	N	Y	Y	N	0	D	Jtree	Designed for speech recognition.
gR	Lauritzen <i>et al.</i>	R	-	-	-	-	-	-	-	0	-	-	Currently vaporware.
Grappa	Green (Bristol)	R	-	-	D	N	N	N	N	0	D	Jtree	-
Hugin Expert	Hugin	N	Y	W	G	W	Y	CI	Y	\$	CG	Jtree	-
Hydra	Warnes (U.Wash.)	Java	-	-	Cs	Y	Y	N	N	0	U,D	MCMC	-
Ideal	Rockwell	Lisp	Y	WUM	D	Y	N	N	Y	0	D	Jtree	GUI requires Allegro Lisp.
Java Bayes	Cozman (CMU)	Java	Y	WUM	D	Y	N	N	Y	0	D	Varelim, jtree	-
KBaseAI	Codeas	N	Y	W,U	D	N	N	N	N	\$	D	varelim	Client/server architecture, multiple users, access control, query language.
LibB	Friedman (Hebrew U)	N	Y	W	D	N	Y	Y	N	0	D	none	Structure learning.
MIM	HyperGraph Software	N	N	W	G	Y	Y	Y	N	\$	CG	Jtree	Up to 52 variables.
MSBNx	Microsoft	N	Y	W	D	W	N	N	Y	0	D	Jtree	-
Netica	Norsys	N	WUM	W	G	W	Y	N	Y	\$	D	jtree	-
Optimal Reinsertion	Moore, Wong (CMU)	N	N	W,U	D	N	Y	Y	N	0	D	none	Structure learning.
PMT	Pavlovic (BU)	Matlab/C	-	-	D	N	Y	N	N	0	D	special purpose	-

PNL	Eruhimov (Intel)	C++	-	-	D	N	Y	Y	N	0	U,D	Jtree	A C++ version of BNT; will be released 12/03.
Pulcinella	IRIDIA	Lisp	Y	WUM	D	Y	N	N	N	0	D	?	Uses valuation systems for non-probabilistic calcul.
RISO	Dodier (U.Colorado)	Java	Y	WUM	G	Y	N	N	N	0	D	Polytree	Distributed implementation.
Sam Iam	Darwiche (UCLA)	N	N ?	WU ? (Java executable)	G ?	Y	Y	N ?	Y	0	D	Recursive conditioning	Also does sensitivity Analysis.
Tetrad	CMU	N	N	WU	G	N	Y	CI	N	0	U,D	None	-
UnBBayes	?	Java	-	-	D	Y	N	Y	N	0	D	jtree	K2 for struct learning.
Vibes	Winn & Bishop (U. Cambridge)	Java	Y	WU	Cx	Y	Y	N	N	0	D	Variational	Not yet available.
Web Weaver	Xiang (U.Regina)	Java	Y	WUM	D	Y	N	N	Y	0	D	?	-
WinMine	Microsoft	N	N	W	Cx	Y	Y	Y	N	0	U,D	None	Learns BN or dependency net structure.
XBAIES 2.0	Cowell (City U.)	N	N	W	G	Y	Y	N	Y	0	CG	Jtree	-

La relación que sigue corresponde a la lista de Google sobre redes bayesianas y es, en su mayor parte, redundante con respecto a la anterior, aunque aporta información complementaria:

	BUGS - Bayesian inference Using Gibbs Sampling - http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/ Bayesian analysis of complex statistical models using Markov chain Monte Carlo (MCMC) methods.
	Lumina Decision Systems - http://www.lumina.com/ Makers of Analytica, visual software tool for creating, analyzing, and communicating quantitative business models.
	HUGIN EXPERT - Hugin - http://www.hugin.com/ Developers of the Hugin tool.
	XML Belief Network File Format - http://www.research.microsoft.com/dtas/bnformat/ Proposed XML standard for describing Bayesian belief networks.
	Microsoft Belief Network Tools - http://www.research.microsoft.com/dtas/msbn/default.htm Free Windows software for creation, assessment and evaluation of belief networks.
	CleverSet, Inc. - http://www.cleverset.com Develops and exploits proprietary Relational Bayesian Modeling (RBM) technology and applications that provide real-time, actionable results from large amounts of dynamic, multi-faceted, ambiguous information.
	BayesiaLab - http://www.bayesia.com Bayesian network laboratory producing a broad set of tools for structure learning, analysis, adaptive questionnaires, and dynamic Bayesian networks.
	MIM - http://www.hypergraph.dk/ Windows program for graphical modelling.
	Inquiring Knowledge Networks On the Web (IKNOW) - http://iknow.spcomm.uiuc.edu IKNOW, an interdisciplinary project from the University of Illinois at Urbana-Champaign, helps enhance individuals' ability to access and visualize an organization's knowledge and social capital.
	Bayesian Network Toolbox (BNT) - http://www.ai.mit.edu/~murphyk/Software/BNT/bnt.html Kevin Murphy's MATLAB toolbox - supports dynamic BNs, decision networks, many exact and approximate inference algorithms, parameter estimation, and structure learning.
	DecisionQ Bayesian Predictive Analysis Software - http://www.decisionq.com A data mining software company that has a fully automated data modeling and predictive analytics package.
	Norsys Software Corp. - http://www.norsys.com/netica.html Netica is a complete program for working with belief networks and influence diagrams. Feature compiles belief (Bayesian) networks into a junction tree of cliques for fast probabilistic reasoning.

	Genie/Smile - http://www2.sis.pitt.edu/~genie/ GeNIe is a development environment for building graphical decision-theoretic models running under Windows operating systems. SMILE is its portable inference engine, consisting of a library of C++ classes, currently compiled for Windows, Solaris and Linux.
	JavaBayes - http://www.cs.cmu.edu/~javabayes/Home/ Bayesian networks in Java.
	XBAIES - http://www.staff.city.ac.uk/~rgc/webpages/xbpage.html Rob Cowell's windows-based system for bayesian network inference and learning.
	Belief Net Power Constructor - http://www.cs.ualberta.ca/~jcheng/bnpc.htm System based on Jie Cheng's three-phase belief network construction algorithm. Includes a wizard-like user interface and a belief network construction engine.
	Bayesian Knowledge Discoverer - http://kmi.open.ac.uk/projects/bkd/ Able to learn Bayesian Belief Networks from (possibly incomplete) databases. Algorithm based on the Bound and Collapse estimation method.
	Pulcinella - http://iridia.ulb.ac.be/pulcinella/Welcome.html Tool for propagating uncertainty through local computations based on the general framework of valuation systems proposed by Shenoy and Shafer.
	Knowledge Industries, Inc. - http://www.kic.com Builds and licenses diagnostic software based upon Bayesian Belief Networks for medical, industrial and management applications. Software includes editors/compilers, test/review tools and inference engines embeddable in stand-alone and web-based applications.
	Bayesian Network tools in Java (BNJ) - http://bnj.sourceforge.net Open-source suite of software tools for research and development using graphical models of probability, published by Kansas State University Laboratory for Knowledge Discovery in Databases (KDD).
	BNet Desktop Software and Developer Toolkits - http://www.cra.com/bnet BNet.Builder is a belief network software application. BNet.EngineKit provides an embeddable engine.
	SamIam: Sensitivity Analysis, Modeling, Inference and More - http://reasoning.cs.ucla.edu/samiam/ SamIam is a comprehensive tool for modeling and reasoning with Bayesian networks, developed in Java by the Automated Reasoning Group of Professor Adnan Darwiche at UCLA.
	Kevin Murphy's list of Bayesian network software - http://www.ai.mit.edu/~murphyk/Software/bnsoft.html Most up-to-date list available.
	CoCo - http://www.math.auc.dk/~jhb/CoCo/cocoinfo.html Model selection on graphical models (including belief networks).
	Bayesian Belief and Decision Networks Applet - http://www.cs.ubc.ca/labs/lci/CISpace/version2/bayes.html CISpace tools for learning about belief networks: a set of Java applets and example networks.
	RISO - http://riso.sourceforge.net Robert Dodier's open source package for distributed, heterogeneous belief networks in Java – allows different conditional distributions.
	WebWEavr-III - http://snowwhite.cis.uoguelph.ca/faculty_info/yxiang/ww3/ WEBWEAVR-III is a Java application that supports the construction of Bayesian networks, inference in standard and dynamic Bayesian networks and decomposable Markov networks, construction and verification of multiply-sectioned Bayesian networks (MSBNs), inference in multi-agent MSBNs, and learning decomposable Markov networks.
	Complex Systems Computation Group (CoSCo) - http://www.cs.helsinki.fi/research/cosco/Projects/NONE/SW/BAYDA BAYDA software implements Bayesian predictive discriminant analysis, where the aim is to build a model for predicting the value of one discrete (class, group, category) variable using other variables.
	DEAL - http://www.math.auc.dk/novo/deal Open source package for the technical computing language R, developed by Aalborg University and Novo Nordisk A/S - analysis and structure learning of Bayesian networks with discrete and/or continuous variables.
	Ergo - http://www.noeticsystems.com/ergo/ A Bayesian network editor and solver. [Windows/Macintosh].
	Bayesline - http://bayesline.sourceforge.net Very generic and free (LGPL) Belief Network Framework in C++ - supports a broad range of knowledge and dependency types for network variables and clusters of variables.
	BayesBuilder - http://www.snn.ru.nl/nijmegen/index.php3?page=31 A tool for constructing and testing Bayesian networks.
	Pronel - http://www.bayesian.net/pronel/index.html Data mining tool for extracting Bayesian networks from data.

3. NUEVO CONTEXTO DE APLICACIÓN: RIESGO OPERACIONAL

La importancia de los riesgos financieros es obvia, pero se ha realizado por el sensible crecimiento de la actividad y de la competencia en el sector bancario, así

como de la volatilidad en que se desenvuelven. Estas circunstancias, que derivaron en una serie de fallos internacionalmente sonados de algunas entidades financieras, han obligado a formular una regulación más rigurosa en relación con el tratamiento y gestión de los mencionados riesgos financieros, lo que ha sido formulado en los llamados Acuerdos de Basilea.

El primero de los acuerdos de Basilea (Basel I. 1988) surge de la preocupación de los gobernadores de los bancos centrales relativa a un nivel peligrosamente bajo del capital de los mayores bancos del mundo como consecuencia de una permanente erosión fruto de una alta competitividad en el último cuarto del siglo XX. Por supuesto, considerando el nivel de capital como un colchón contra las pérdidas ocasionadas en un gran número de casos por decisiones altamente arriesgadas, consecuencia de la mencionada competitividad.

Desde el año 1988 y como consecuencia de las directrices emanadas de este primer acuerdo, se han producido grandes transformaciones en el negocio bancario que afectan a la gestión de riesgos y a los procesos de supervisión. Paralelamente, se han producido notables transformaciones también en los mercados financieros. Como consecuencia, el Comité de Basilea elaboró una propuesta en el mes de junio del año 1999 para sustituir el primer acuerdo por otro estructurado sobre la base de una mayor sensibilidad al riesgo (New Basel Capital Accord: Basel II). Diversas críticas y sugerencias fueron producidas por parte del sector, por lo que el Comité publicó diversas versiones corregidas con carácter consultivo, hasta su versión definitiva que ha sido publicada en el mes de junio del año 2004, previéndose su aplicación efectiva en el año 2008.

En el ámbito de la Unión Europea, la nueva directiva de solvencia para la adaptación de BIS II fue aprobada en el mes noviembre del año 2005 y entró en vigor en el mes de julio del año 2006, una vez que fue publicada en todas las lenguas oficiales de la UE. El Banco de España, por su parte, con el objetivo de cumplir el calendario de adaptación de la directiva de solvencia e implantar dicha norma en España, en el mes de diciembre del año 2006 estableció un período de consulta extraordinario del borrador de la nueva circular de solvencia para que las entidades afectadas o sus asociaciones formularan comentarios o sugerencias. La finalidad del período consultivo es lograr una adecuada y consensuada transposición de la directiva de solvencia a la normativa española, cuya entrada en vigor será en el año 2008, cumpliendo los plazos establecidos de entrada en vigor de la directiva y las recomendaciones del Comité de Basilea.

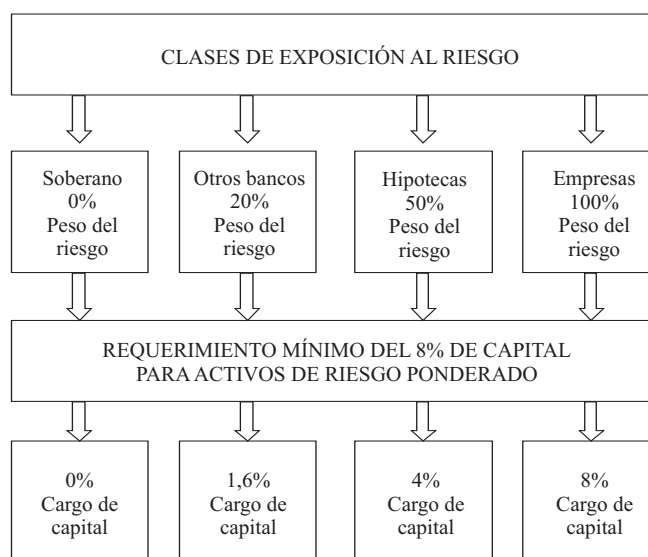
3.1. CARACTERÍSTICAS DEL ACUERDO DE CAPITAL “BASILEA I”

Se consideran dos niveles de capital:

- 1) Capital de los accionistas y ganancias retenidas.
- 2) Recursos adicionales internos y externos disponibles para los bancos.

Se establecen requerimientos de capital por riesgo de créditos: 8% de una cesta de activos medidos según su riesgo (figura 3).

Figura 3



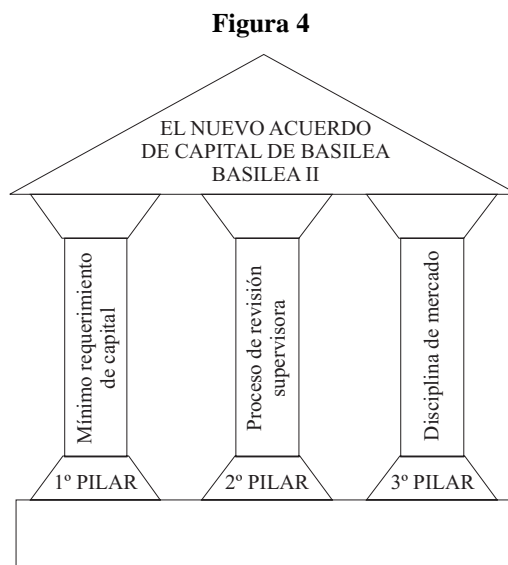
Aunque el requerimiento estándar del 8% rige para todos los riesgos del sector privado no bancario, existe también una escala de cargos por exposiciones fuera de balance a través de garantías, bonos, etc. Es la única sección compleja del acuerdo del año 1988 y requiere una aproximación en dos fases:

- 1) Los bancos convierten sus posiciones fuera de balance en una suma de crédito equivalente a través de una escala de *factores de conversión de crédito*.
- 2) Estas posiciones son ponderadas según el peso del riesgo de la contrapartida.

El objetivo de Basilea I de lograr un adecuado nivel de capital en el sistema bancario internacional creando un entorno competitivo de mayor nivel, esto es, no admitir mayor volumen de negocio sin el adecuado soporte de capital, puede considerarse conseguido. Sin embargo, se ha producido algún efecto inadecuado: la simplicidad del cargo del 8% para todo el sector privado no bancario ha impulsado a los bancos a mover activos de alta calidad fuera de balance, reduciendo la calidad media de las carteras de préstamos. Además, también se señala negativamente que Basilea I no tiene en cuenta cuestiones relativas a la *mitigación del riesgo de crédito* a través de colaterales y garantías. De ahí surge el impulso para el desarrollo de Basilea II.

3.2. CARACTERÍSTICAS DEL ACUERDO DE CAPITAL “BASILEA II”

Frente al carácter global o general del primer acuerdo, el segundo trata de ofrecer posibilidades de elección de cara a una mejor medida del riesgo. Es así, por supuesto, mucho más sensible al riesgo y se basa en tres pilares fundamentales (figura 4).



♦ *1º pilar: Requeirimiento mínimo de capital.* Manteniendo tanto la definición del capital total y la tasa mínima del 8%, se define la ratio de capital que debe cubrir este mínimo como:

$$\text{Ratio de capital} = \frac{\text{Capital total}}{\text{Riesgo de mercado} + \text{Riesgo de crédito} + \text{Riesgo operacional}}$$

Inicialmente, los riesgos de crédito, como principal riesgo bancario, fueron los únicamente considerados. Desde el año 1996 se especifican los riesgos de pérdidas en las posiciones de negociación en el mercado cuando los precios varían de modo adverso, lo que supone un cálculo de capital de cobertura separado para el riesgo de mercado. Asimismo, en un intento por conseguir una mayor sensibilidad ante el riesgo, se incorpora una cobertura adicional de capital en función del riesgo operacional, definido como la pérdida directa o indirecta resultante de un inadecuado funcionamiento o de un fallo de los procesos internos, de las personas y de los sistemas o de los acontecimientos externos como fallos de ordenador (no procesos mal programados), atentados, robos, etc.

En relación con el riesgo de mercado, podemos considerar la metodología VaR y y variantes así como diferentes técnicas para gestionar el riesgo del tipo de interés. Con respecto al riesgo operacional, tres aproximaciones de sofisticación creciente pueden ser estimadas:

- 1) Un indicador básico para la actividad total del banco.
- 2) Una aproximación estándar que consiste en diversos indicadores, uno por cada línea de negocio.
- 3) Una aproximación de medida interna desarrollada por el propio banco según su propio modelo y datos.

♦ *2º pilar: Proceso de revisión supervisora.* Se requieren supervisores para una revisión cualitativa de las técnicas de asignación de capital. Los supervisores han de asegurarse de que cada bnco tenga procedimientos fundamentados para adecuar su capital según la evaluación de sus riesgos. El nuevo marco presiona para que cada banco desarrolle su propio proceso de gestión interno. Los supervisores son responsables de evaluar la forma en que los bancos realizan la adecuación de su capital a los riesgos que soportan. En todo caso, el proceso interno está sujeto a la revisión supervisora y a la intervención.

♦ *3º pilar: Disciplina de mercado.* El tercer pilar se orienta a apoyar la disciplina del mercado a través de un mejor conocimiento por los bancos de los requerimientos necesarios para estimar mejor los tipos de riesgo y, en consecuencia, adecuar el capital. El núcleo de las recomendaciones se aplica a todos los bancos con requerimientos detallados que deben ser reconocidos por el supervisor, así como las metodologías internas para estimar el riesgo de crédito, las técnicas de mitigación de éste y la titulización de activos que generan un mayor control y un mejor conocimiento del negocio, facilitando una mayor disciplina del mercado.

De las tres etapas mencionadas más arriba, la primera equivale a mantener un capital de cobertura por riesgo operacional que consiste en una proporción de un simple indicador de volumen (por ej., los ingresos brutos) que se revela como una actuación muy poco fiable por lo que, debido a las recomendaciones del acuerdo, y para el tiempo en que el acuerdo esté implementado en la práctica, se considera que la mayoría de las instituciones financieras se encontrarían en las etapas 2 o 3. (desagregación por línea de negocio y determinación y calibración de tipos de riesgo de operación por cada línea de negocio). Una cuarta etapa está bajo discusión y es la que permitirá a los bancos definir sus propias líneas de negocio, tipos de riesgo y distribuciones de pérdida. En otras palabras, la tendencia es fomentar que cada institución desarrolle su propio subsistema de información sobre riesgo operacional con el objetivo de una mejora continua en la estimación de este tipo de riesgo, que presenta dificultades extraordinarias.

En efecto, los riesgos operacionales abarcan una tremenda diversidad de tipos de riesgo cuya cuantificación no resulta fácil. La escasez de datos es una característica fundamental. La confección de una base de datos de mantenimiento permanente es un requisito ineludible del subsistema de información. En ella habrá datos de captación interna pero también, por su escasez, habrá que recurrir a datos externos (sectoriales, por ejemplo los fraudes, los robos, etc.) de validación o de adaptación más problemática y, en la mayoría de los casos, el recurso es el de las opiniones expertas, probabilidades subjetivas, en las que el enfoque bayesiano es consustancial. Es la única forma de revisar los datos acumulados y, en consecuencia, de mejorar su calidad. No puede decirse que haya una red bayesiana común para ser utilizada en general por el sector. Por el contrario, buscando la herramienta informática más adecuada, cada empresa deberá elaborar el modelo de red que mejor se adapte a sus características. Una serie de ventajas se derivan del empleo de estas herramientas:

- Incremento de la transparencia del proceso de operación, detectando nuevos aspectos o puntos de vista sobre él.
- Posibilidad de realizar un análisis de escenarios y, a través de él, un contraste de tensión para detectar situaciones extremas de riesgo.
- Los modelos de red permiten no sólo considerar el riesgo operacional sino integrarlo con aspectos de riesgo de mercado y crédito.
- Son un excelente apoyo para la gestión y la toma de decisiones. Una red bayesiana relaciona los factores que pensamos que influyen los riesgos de operación (factores claves de riesgo: *key risk drivers*) con las medidas de riesgo o indicadores claves de riesgo de la empresa. El análisis de la red puede proveer ideas para la modificación del proceso de operación, estableciendo controles y límites que conduzcan a una mitigación del riesgo.

Por supuesto, la elección del instrumento informático y el adiestramiento consiguiente hasta conseguir modelos eficientes implica un proceso de maduración que debe de tenerse en cuenta pero, en todo caso, estamos ante unas técnicas cuyo uso será cada vez más extendido y perfeccionado.

BIBLIOGRAFÍA

- ALEXANDER, C. (2000): "Bayesian Methods for Measuring Operacional Risks", *Derivatives, Use Trading and Regulation*, vol. 6, núm. 2, pp. 166-186.
- ALEXANDER, C. [ed.] (2003): *Operacional Risk. Regulation, Analysis and Management*. Financial Times / Prentice Hall.
- BASEL COMITÉ ON BANKING SUPERVISION (1998): *Enhancing Bank Transparency*. (Publicación núm. 41).

- BASEL COMITÉ ON BANKING SUPERVISION (2001): *Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk*. (Publication núm. 86).
- GEOFFRION, A.M. (1987): "An Introduction to Structured Modelling", *Management Science*, 33, pp. 547-588.
- HECKERMAN, D.; MAMDANI, A.; WELLMAN, M. (1995): "Real-World Applications of Bayesian Networks", *Communications ACM*, 38, (3), pp. 25-26.
- HENRION, M.; MORGAN, M.G.; NAIR, I.; WIECHA, C. (1986): "Evaluating an Information System for Policy Modeling and Uncertainty Analysis", *Journal of the American Society for Information Science*, 37, (5), pp. 319-330.
- JENSEN, F.V. (1996): *An Introduction to Bayesian Networks*. Berlín: Springer Verlag.
- KING, J. (2001): *Operational Risk: Measurement and Modelling*. Chichester: Wiley.
- MORGAN, M.G.; HENRION, M. (1990): *Uncertainty: A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis*. Cambridge University Press.
- NEAPOLITAN, R. (1990): *Probabilistic Reasoning in Expert Systems: Theory and Algorithms*. New York: Wiley.
- PEARL, J. (1988): *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*. Morgan Kaufmann.
- RAFT INTERNATIONAL (2002): *Emerging Trends in Operational Risk within the Financial Services Industry*. (Disponible en www.raft.co.uk).
- ROBERT MORRIS ASSOCIATES, BRITISH BANKER'S ASSOCIATION AND INTERNATIONAL SWAPS AND DERIVATIVES ASSOCIATION (1999): *Operational Risk, The Next Frontier*. Philadelphia: RMA. (Disponible en www.isda.org).